

## A Study on the Optimization of PD Pattern Recognition using Genetic Algorithm

金成鎰\* · 李尙和\*\* · 具滋允†  
(Seong-Il Kim · Sang-Hwa Lee · Ja-Yoon Koo)

**Abstract** - This study was carried out for the reliability of PD(Partial Discharge) pattern recognition. For the pattern recognition, the database for PD was established by use of self-designed insulation defects which occur and were mostly critical in GIS(Gas Insulated Switchgear). The acquired database was analyzed to distinguish patterns by means of PRPD(Phase Resolved Partial Discharge) method and stored to the form with to unite the average amplitude of PD pulse and the number of PD pulse as the input data of neural network.

In order to prove the performance of genetic algorithm combined with neural network, the neural networks with trial-and-error method and the neural network with genetic algorithm were trained by same training data and compared to the results of their pattern recognition rate.

As a result, the recognition success rate of defects was 93.2% and the neural network train process by use of trial-and-error method was very time consuming. The recognition success rate of defects, on the other hand, was 100% by applying the genetic algorithm at neural network and it took a relatively short time to find the best solution of parameters for optimization. Especially, it could be possible that the scrupulous parameters were obtained by genetic algorithm.

**Key Words** : Partial Discharge, Pattern Recognition, Genetic Algorithm, Neural Network, PRPD

### 1. 서 론

1980년대 중반에 들어와 초고압 전력설비의 절연 진단을 목적으로 부분방전 검출을 통한 진단방법들이 제안되었고 일부 상업적으로 적용되었다. 특히 검출된 부분방전 신호의 패턴인식을 위하여 인공신경망 기법이 적용되고 있으나 복잡하고 많은 양의 계산이 요구되어 산업 활용에 많은 의문이 제기되어왔다. 그러나 90년대 중반부터 CPU 처리속도가 향상되고 새로운 알고리즘들이 제안되어 이를 이용한 연구가 활발하게 수행되었다[1]. 그 중 하나의 방법으로서, 최근 6년 전부터 유전알고리즘이 부분방전 패턴인식의 최적화에 적용 되었지만 연구결과가 보고된 사례는 매우 적다[2]. 그러나 이들 사례는 유전알고리즘을 부분방전 패턴인식에 가장 널리 사용되는 신경망 모델인 다층 퍼셉트론(MLP: Multilayer Perceptron)의 패턴인식 확률에 중요한 변수인 은닉층 뉴런의 수, 모멘텀(momentum), 학습률(learning rate) 등의 최적화에 관한 국내 연구보고도 미비한 실정이다[3].

따라서, 본 연구에서는 GIS에서 발생 가능하며 가장 위험

도가 높다고 보고되고 있는 절연결함을 인위적으로 모의하여 부분방전을 발생시켰다. 부분방전 신호는 초고주파(UHF: Ultra High Frequency) 커플러(coupler)를 이용하여 검출되고 데이터베이스화되었으며 그로부터 추출된 데이터들을 위상분해부분방전(PRPD) 분석법을 통해 패턴을 분석하고 분석된 PRPD 패턴에서 주요 요소인 방전펄스의 평균크기와 방전펄스의 수를 산출하였다[4]. 산출된 2개의 요소는 하나의 조를 이루어 1개의 입력뉴런으로 사용되었고 각각의 결합그룹에 동일한 수의 입력뉴런을 선정하여 다층 퍼셉트론에 학습시켰다.

유전알고리즘의 적용 효율성을 확인하기 위하여 동일한 데이터를 다음과 같은 두 가지 방법에 각각 적용하여 결과를 상호 비교하였다. 먼저 신경망 주요 변수들의 값을 정해진 규칙대로 변화시키면서 변수의 최적화 값을 찾아가는 시행착오기법(trial and error)을 이용하였고 다음으로 패턴인식 확률의 최대를 목적함수로 하는 유전알고리즘을 앞서 언급한 변수에 적용하여 그 결과를 비교 및 분석하였다.

### 2. 실험장치 및 모의절연결함

#### 2.1 실험장치 구성

GIS 내부 부분방전 신호를 검출하기 위한 GIS 부분방전 측정 및 분석시스템은 그림 2.1과 같다. 본 시스템은 측정용 하드웨어, 하드웨어를 컨트롤하기 위한 소프트웨어, 분석용 소프트웨어로 구성하였다[5].

\* 正 會 員 : 現代重工業 研究員

\*\* 正 會 員 : 漢陽大學校 電氣工學科 博士課程

† 교신저자, 正會員 : 漢陽大學校 電氣工學科 正教授 · E-Mail

E-mail : koojy@hanyang.ac.kr

接受日字 : 2008年 10月 29日

最終完了 : 2008年 12月 6日

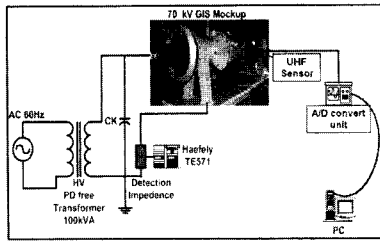


그림 2.1 GIS 부분방전 측정 및 분석 시스템  
Fig. 2.1 System for GIS PD measurement and analysis

그림 2.1의 GIS는 고압 부상, 실험용 챔버 및 2개의 스페이서와 4개의 감시창을 갖는 70kV급 실 규모 모형 GIS 이다. 70kV급 모형 GIS의 내부도체(busbar)의 직경은 80mm이며 외함(enclosure)의 직경은 270mm로 제작하였다. 모든 실험은 시료 또는 GIS 내부에 SF6 가스 3kg·f/cm<sup>2</sup>을 채우고 수행하였다. GIS 내부를 SF6 가스로 채우고 절연 결함이 없는 상태에서 60kV 전압을 인가하였을 때의 배경잡음은 2pC 이하로 측정되었다.

초고주파 부분방전을 검출하기 위하여 그림 2.2와 같은 초고주파 내장형 커플러(UHF internal coupler)[6]를 사용하였으며 RG400(50Ω) 이중 차폐 동축 케이블을 사용하여 신호를 전송하였다. 방전의 발생 여부를 비교하기 위해 IEC 60270 방식으로 측정하는 HAEFLEY TE571 장비로 동시에 측정하여 참고 데이터로 활용하였다.

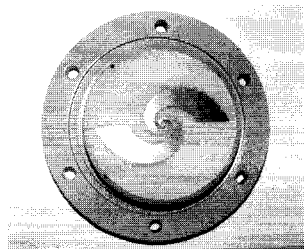


그림 2.2 초고주파 내장형 커플러  
Fig. 2.2 UHF internal coupler

UHF 커플러를 통해 취득한 부분방전 신호는 A/D 변환하여 컴퓨터에 저장하였다. 컴퓨터에 저장된 데이터를 분석하고 신경망 입력변수로 변환하기 위한 소프트웨어는 자체 구축하였으며 외부잡음의 영향을 최대한 배제하기 위하여 모든 실험은 전자 차폐실 내부에서 수행하였다.

2.2 모의절연결함 제작

다양한 종류의 절연결함을 부분방전 패턴을 이용하여 분류해 내기 위해서는 실험실 내에서의 기본적인 패턴 분류 작업이 필수적이다. 따라서 절연결함에 따른 전형적인 부분방전 패턴을 획득하기 위하여 GIS내부에서 발생빈도가 가장 높다고 알려져 있는 4가지의 절연결함을 모의로 제작하여 실험에 사용하였다.

제작한 절연결함은 ① 자유 하전입자(FMP: Free Moving Particle) ② 부유 전극(FE: Floating Electrode) ③ 고정 돌출부(FP: Fixed Protrusion) ④ 스페이서 내부 보이드(VS: Void in a Spacer)이다.

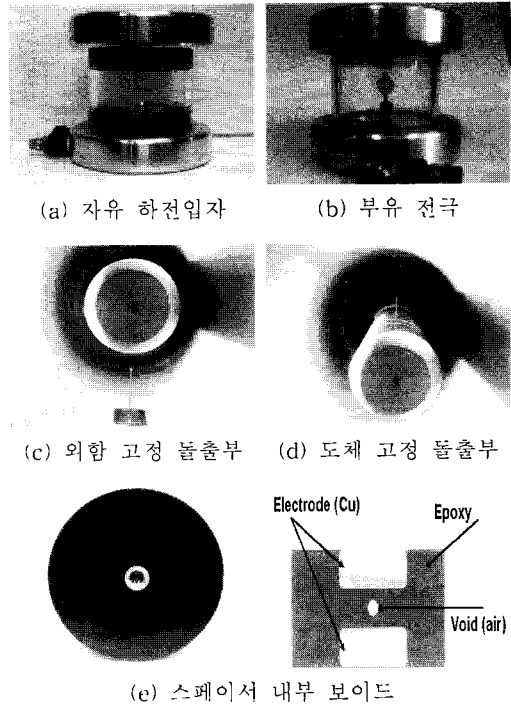


그림 2.3 모의절연결함  
Fig. 2.3 Artificial insulation defects

3. 부분방전 패턴분석

3.1 자유하전 입자

자유 하전입자의 경우, 초고주파 커플러를 사용하여 측정 한 양상은 그림 3.1과 같이 전원전압의 위상의 지배를 받는 정도가 약한 것으로 관찰되었다. 그러나 전원전압의 위상에 따라 90°와 270°의 위상범위에서 낮은 언덕모양의 패턴을 보였다.

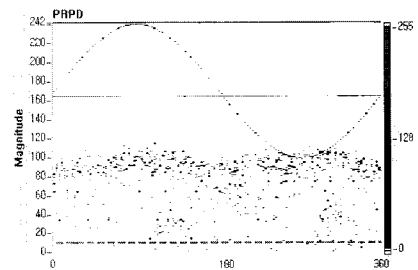


그림 3.1 자유 하전입자 PRPD 패턴  
Fig. 3.1 PRPD pattern of free moving particle

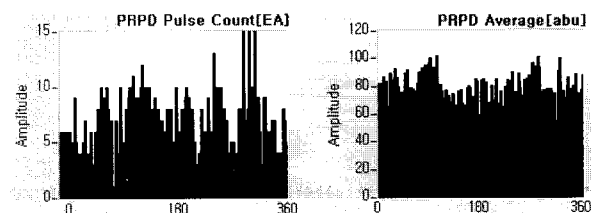


그림 3.2 자유 하전입자 PRPD 방전펄스의 수와 평균크기  
Fig. 3.2 PD pulse number and average amplitude for PRPD pattern of free moving particle

### 3.2 부유 전극

부유 전극의 경우, 초고주파 커플러를 사용하여 측정할 양상은 그림 3.3과 같으며 전원전압의 위상에 따라 0°-70°, 180°-260°, 340°-360°의 위상에서 집중적으로 발생하는 것이 관찰 되었다. 발생하는 부분방전의 크기도 거의 일정한 것이 확인되었다.

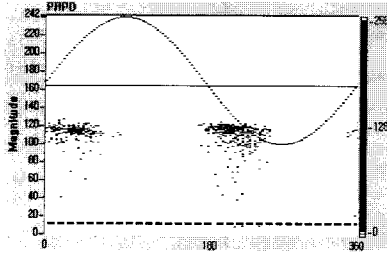


그림 3.3 부유 전극 PRPD 패턴  
Fig. 3.3 PRPD pattern of floating electrode

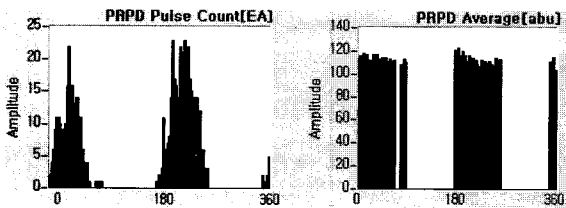


그림 3.4 부유 전극 PRPD 방전펄스의 수와 평균크기  
Fig. 3.4 PD pulse number and average amplitude for PRPD pattern of floating electrode

### 3.3 고정 돌출부

고정 돌출부에 의한 절연결함은 전원전압의 위상에 따라 80°-110°와 210°-280°의 위상에서 높은 발생빈도를 보이는 것이 관찰되었다. 특히, 부분방전이 발생하는 위상에서 높은 발생빈도를 보이고 있다.

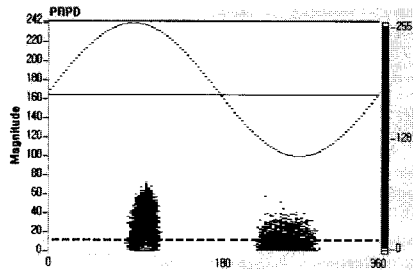


그림 3.5 도체 고정 돌출부 PRPD 패턴  
Fig. 3.5 PRPD pattern of protrusion fixed on the GIS busbar

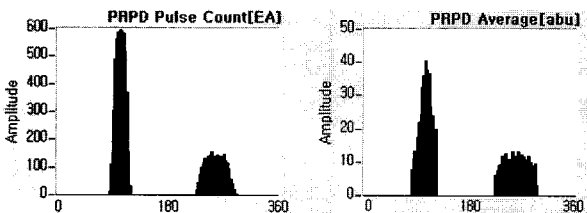


그림 3.6 도체 고정 돌출부 PRPD 방전펄스의 수와 평균크기  
Fig. 3.6 PD pulse number and average amplitude for PRPD pattern of protrusion fixed on the GIS busbar

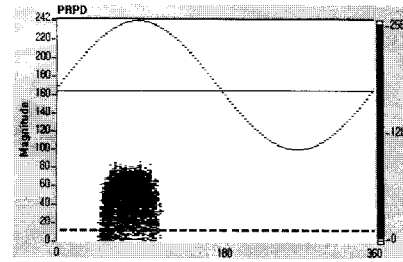


그림 3.7 외함 고정 돌출부 PRPD 패턴  
Fig. 3.7 PRPD pattern of protrusion fixed on the GIS enclosure

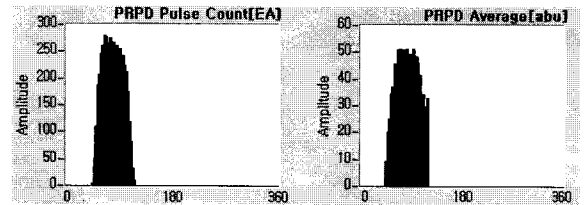


그림 3.8 외함 고정 돌출부 PRPD 방전펄스의 수와 평균크기  
Fig. 3.8 PD pulse number and average amplitude for PRPD pattern of protrusion fixed on the GIS enclosure

### 3.4 스페이서 내부 보이드

스페이서 내부 보이드에 의한 절연결함은 전원전압의 위상에 따라 0°-100°, 170°-280°, 350°-360°의 위상에서 집중적으로 방전이 발생하는 것이 관찰 되었다. 특히, 부분방전이 발생하는 영역 내에서도 왼쪽 부분이 오른쪽 부분보다 높은 발생빈도를 보이는 것을 확인할 수 있다.

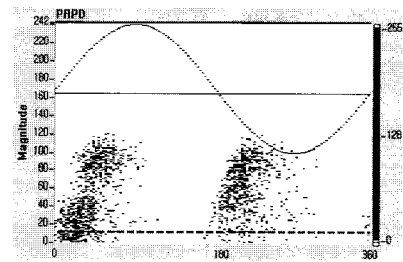


그림 3.9 스페이서 내부 보이드 PRPD 패턴  
Fig. 3.9 PRPD pattern of void in a spacer

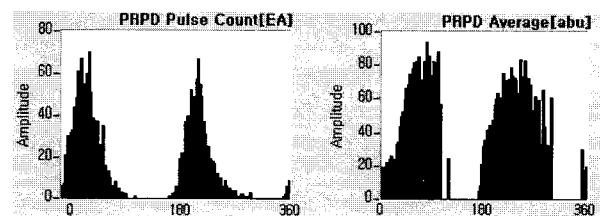


그림 3.10 스페이서 내부 보이드 PRPD 방전펄스의 수와 평균크기  
Fig. 3.10 PD pulse number and average amplitude for PRPD pattern of void in a spacer

## 4. 부분방전 패턴인식

3장에서 분석한 부분방전 패턴을 이용하여 절연결함 추론

을 위해, 신경망의 입력을 방전펄스의 평균크기와 발생 빈도로 선정하였다. 학습을 위해 사용된 신경망 모델은 다층 퍼셉트론이다. 은닉층은 1개를 사용하였으며 전달 함수(transfer function)는 0-1 사이의 출력을 갖는 시그모이드 함수(sigmoid function)를 사용하였다. 여기서 출력벡터는 출력함수로 시그모이드 함수를 사용하므로 목표치 벡터의 유사도(SR: Similarity Rate)는 벡터간의 기하학적인 최소거리를 계산하는 평균 제곱 오차를 변형시켜 사용하여 0%-100% 사이의 값으로 출력하고 데이터베이스의 결합과의 유사도를 나타낼 수 있도록 하였다.

$$\text{유사도}[\%] = \left[ 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{N} \right] \times 100[\%]$$

본 연구에서는 다층 퍼셉트론을 이용하여 학습시킬 때 결합별 학습 패턴의 수는 50개씩을 사용하였고 출력뉴런은 4개의 절연결합과 레이다, 이동통신, 개폐 써지 등의 외부 잡음(N: Noise)을 포함하여 5개로 하였으며 각 출력 뉴런의 목표 출력 값은 표 4.1과 같이 설정하였다.

표 4.1 절연 결합에 따른 목표 출력 값

Table 4.1 Objective vector for insulation defects

Defects	Objective vector				
	1	2	3	4	5
Free Moving Particle (FMP)	1	0	0	0	0
Floating Electrode (FE)	0	1	0	0	0
Fixed Protrusion (FP)	0	0	1	0	0
Void in a Spacer (VS)	0	0	0	1	0
Noise (N)	0	0	0	0	1

유전알고리즘 적용 효율성을 분석하기 위하여 동일한 데이터를 이용하여 다음과 같은 두 가지 방법을 적용한 결과를 상호 비교하였다. 우선 다층 퍼셉트론의 주요 변수인 은닉층 뉴런의 수, 입력층-은닉층과 은닉층-출력층 사이의 각각의 모멘텀과 학습률 값을 얻기 위해 ① 시행착오(trial and error) 기법을 이용하여 최적화된 값을 적용하였을 때의 패턴인식 확률과 ② 유전알고리즘을 앞서 언급한 파라미터에 적용하였을 때의 패턴인식 확률을 비교 및 분석을 하였다.

4.1 유전알고리즘에 의한 신경망 구조 최적화

신경망 구조에서 은닉층 뉴런의 수( $\xi$ ), 모멘텀( $\alpha$ ), 학습률( $\eta$ )은 이진 부호화(binary encoding)를 통해 부호한 후 유전알고리즘의 연산과정을 통해 최적의 해를 찾기 위해 탐색된다. 각 진화단계에서 유전알고리즘은 신경망의 구조를 결정하게 되고, 이 구조를 바탕으로 역전파 학습 알고리즘에 의해 학습을 하게 된다.

표 4.2는 유전알고리즘을 신경망에 적용하였을 때, 입력변수인 은닉층 뉴런의 수, 모멘텀, 학습률로 구성된 염색체가

세대 수에 따라 생성되는 과정을 나타내고 있다.

Reproduce( )과정에서는 적합도에 따라 선대(progenitor)의 신경망의 변수 한 쌍을 임의로 선택한다. 선택된 한 쌍의 변수는 Crossover( )를 통해 두 개의 새로운 염색체를 생성하고 이를 임의의 확률로 Mutate( )시킨다. 신경망의 변수 값들은 선정된 조건을 만족시킬 때까지 다른 염색체들과 위의 과정을 반복하게 된다. 이러한 연산과정에서 평균 제곱의 오차(MSE: Mean Square Error) 값에 따라 변수 값들은 갱신되고 Get\_solution()단계에서 현재의 개체에서 가장 적합도가 높은 염색체를 선정하여 최종 변수 값으로 결정한다.

표 4.2 유전알고리즘에 의한 신경망 구조 최적화

Table 4.2 Optimization of neural network structure using genetic algorithm

```

Step 1. /Initialize momentum( $\alpha$ ), learning rate( $\eta$ ) and
the number of neurons of hidden layer( $\xi$ ) randomly/
r ← 0;
initialize  $\alpha(0)$ ,  $\eta(0)$ , and  $\xi(0)$ ;

Step 2. /Evaluate MSE of /
Fit[0] ← Update_Parameter( $\alpha(0)$ ,  $\eta(0)$ ,  $\xi(0)$ );

Step 3. /Reproduce new population with crossover and mutation/
{ $\alpha(r)$ ,  $\eta(r)$ ,  $\xi(r)$ } ← Reproduce( );
/Select fit pair of parent MLP parameters/
{ $\alpha(r)$ ,  $\eta(r)$ ,  $\xi(r)$ } ← Crossover( );
/Pick random position and do crossovers/
{ $\alpha(r)$ ,  $\eta(r)$ ,  $\xi(r)$ } ← Mutate( );
/Mutate both new chromosomes at random/

Step 4. /Evaluate fitness/
Fit[r] ← Update_Parameter( $\alpha(r)$ ,  $\eta(r)$ ,  $\xi(r)$ );
/Replace population/

Step 5. /Stopping criterion/
r ← r + 1;
if r ≤ I, then goto Step 3; /Iterate again, or else/
else Get_solution( ); /Get best solution from population/
stop;
    
```

4.2 시행착오기법 적용

최적화 되어야 하는 변수를 초기 설정한 후 한 개의 변수씩 값을 변화시키며 그 때의 학습 결과에 따라 최적화 변수 값을 찾아가는 시행착오 기법을 사용하였다. 여기서  $\alpha_1$ 은 입력층-은닉층 사이의 모멘텀,  $\alpha_2$ 은 은닉층-출력층 사이의 모멘텀으로서 각각 0.0001-0.9001의 범위에서 0.3씩 증가시키면서 학습시켰다.  $\eta_1$ 은 입력층-은닉층 사이의 학습률,  $\eta_2$ 은 은닉층-출력층 사이의 학습률으로서 각각 0.0001-0.9001의 범위에서 0.3씩 증가시키면서 학습시켰고  $\xi$ 는 은닉층 뉴런의 수로서 입력 뉴런과 출력뉴런의 수를 고려하여 5-256의 범위에서 3씩 증가시키면서 학습을 진행하였다.

100회에 걸쳐 이루어지는 신경망 학습을 총  $84 \times 4^4 (= 21504)$ 회의 반복하는 시행착오 과정을 통해 얻은 최적화 값은 다음과 같다.

은닉층 뉴런의 수는 233개, 학습률은 모두 0.0001, 입력층-은닉층의 모멘텀은 0.3001, 은닉층-출력층의 모멘텀은 0.9001의 값에서 가장 높은 유사도(약 69.5%)를 얻을 수 있었다. 이 때, 학습에 소요된 시간은 약 130시간이며 표 4.3에는 시행착오를 통해 최적화된 변수 값을 신경망 구조에 적용하여 패턴인식을 한 결과를 요약하였다.

표 4.3 시행착오기법 적용 패턴인식 결과

Table 4.3 Result of pattern recognition using trial and error method

Defects	The number of input patterns	Recognition success rate [%]
FMP	50	92
FE	50	84
FP	50	96
VS	50	98
N	50	96
Average		93.2

4.3 유전알고리즘 적용

유사도 최대화를 목적함수로 하는 유전알고리즘을 적용하여 신경망 구조를 최적화하였다. 이때, 유전알고리즘의 변수인 정규화(generation) 작업은 50회, 개체 수는 100개로 설정하였고 경계조건(boundary condition)은 은닉층 뉴런의 수와 입력 뉴런과 출력 뉴런의 수를 고려하여 5-256의 범위로 나머지 변수는 0.0001-1의 범위로 선정하였다.

그림 4.1은 유전알고리즘 적용을 통해 생성된 개체군과 정규화 과정에 따른 적합도를 보여주며 유전알고리즘 적용을 통해 얻은 최적화 값은 다음과 같다.

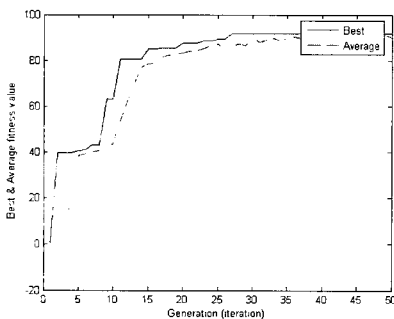


그림 4.1 정규화 과정에 따른 적합도 변화

Fig. 4.1 Fitness value for generation

은닉층 뉴런의 수는 252개, 학습률은 모두 0.0001, 입력층-은닉층의 모멘텀은 0.9703, 은닉층-출력층의 모멘텀은 0.8652이며, 이 개체군에서 가장 높은 유사도(약 91.7%)를 얻을 수 있었다. 이 때, 학습에 소요된 시간은 약 19시간이며 표 4.4에는 유전알고리즘 적용을 통해 최적화된 변수 값을 신경망 구조에 적용하여 패턴인식을 한 결과를 요약하였다.

표 4.4 유전알고리즘 적용 패턴인식 결과

Table 4.4 Result of pattern recognition using genetic algorithm

Defects	The number of input patterns	Recognition success rate [%]
FMP	50	100
FE	50	100
FP	50	100
VS	50	100
N	50	100
Average		100

4.4 패턴인식 결과요약

시행착오 기법과 유전알고리즘에 의해 최적화된 신경망으로 부분방전 패턴인식을 한 결과를 표 4.5에 요약하였다.

표 4.5 패턴인식 결과요약

Table 4.5 Summary of pattern recognition results

Optimization method	Trial and error	Genetic algorithm
Evaluation factors		
Similarity rate [%]	69.5	91.7
Recognition success rate [%]	93.2	100
Time consuming [hour]	130	19

4.5 제안 기법 현장 적용시 발생가능한 문제점 및 보완책

부분방전 패턴인식 기술을 현장에 설치된 GIS 진단에 적용하는 방법은 두 가지 방법이 있으며, 이들 방법에 제안 기법을 적용하였을 때 발생가능한 문제점 및 보완책을 기술하였다.

먼저, 현장에 적용하기 이전에 부분방전 패턴들을 신경망을 학습시켜서 그 가중치 값만을 GIS 예방진단시스템 HMI (Human Machine Interface)에 적용하는 방법이다. 이 경우, 신경망 학습에 유전알고리즘 적용시킴에 따라 높은 패턴인식 성공률을 얻을 수 있으며, 제안 기법 적용에 따른 문제점을 없을 것으로 사료된다. 또한, 일부 상용 프로그램은 유전알고리즘 이외의 인공지능 기법이 적용된 신경망의 가중치를 취할 수 있는 기능을 포함하기 때문에 상용 프로그램을 이용하여 상기 방법을 적용할 수 있다. 그러나 상용 프로그램을 이용하여 가중치를 취하는 방법은 다음으로 소개하는 HMI에 신경망 기능을 추가와 같은 기타 응용이 불가하다는 단점이 있다.

다음으로는 HMI에 부분방전 패턴인식을 위한 신경망 학습 기능을 추가시키는 것이다. 이 경우, 제안 기법이 적용된 신경망 학습에 소요되는 연산량이 너무 많아서 온라인 예방진단시스템의 실시간 감시 기능 등의 성능이 저하될 가능성이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서는 적은 연산량에 높은 패턴인식 성능을 갖기 위한 패턴인식 알고리즘의 최적화가 필요하다.

5. 결 론

GIS 절연 진단기술의 신뢰성 향상을 목적으로 GIS에서 발생 가능하며 가장 위험도가 높다고 보고되고 있는 절연결함을 인위적으로 모의하여 데이터베이스를 구축하였으며 결합에 따른 부분방전 패턴을 분석하였다. 구축된 데이터베이스에서 입력뉴런을 선정하고 이를 인공신경망에 학습 시켰으며 가장 널리 사용되는 신경망 모델인 다층 퍼셉트론의 은닉층 뉴런의 수, 학습률, 모멘텀과 같은 주요 변수에 시행착오 기법과 유전알고리즘을 적용하여 신경망 구조의 최적화 연구를 수행한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 1) 시행착오 기법을 이용한 다층 퍼셉트론의 변수 최적화는 쉽게 국부 최소점에 수렴하며 낮은 패턴인식 확률이 관찰되었으며 학습에도 많은 시간이 소비되었다.
- 2) 유전알고리즘을 앞선 변수에 적용한 결과, 4.4절의 결과와 같이 적은 시간에 높은 유사도, 높은 결합분류 확률, 다층 퍼셉트론 변수의 최적화 값을 얻을 수 있었으며 이를 통해 부분방전 패턴인식에 유전알고리즘의 적용 우수성을 입증하였다.
- 3) 결국 유전알고리즘을 이용한 신경망 변수의 최적화를 통해 부분방전 패턴인식의 신뢰성이 향상된 것으로 판단된다.

본 연구에서는 GIS 절연 진단기술의 신뢰성 향상을 위하여 부분방전 패턴인식에 주로 사용되는 인공신경망 모델인 다층 퍼셉트론의 변수에 유전알고리즘을 적용하여 부분방전 패턴인식 최적화 연구를 수행하였다. 특히, 시행착오 기법과의 비교를 통해 유전알고리즘의 적용 효율성을 확인하였고 4.4절에서 기술한 이점을 근거로 유전알고리즘 적용을 통한 패턴인식 기술은 향후 GIS 부분방전 진단기술에 활용될 수 있을 것으로 사료된다. 그러나 본 연구는 실험실과 같은 우수한 환경에서 수행된 결과이므로 현장 적용을 통한 검증이 필요하다.

감사의 글

본 연구는 산업자원부 전력산업 연구개발사업(R-2002-0-307), 한양대학교 전자재료 및 부품연구센터, 퓨전전기기술 응용 연구센터의 지원에 의해 수행된 연구 결과의 일부로 이에 감사드립니다.

참 고 문 헌

[1] E. Gulski, A. Rivda, "Neural Network as a Tool for Recognition of Partial Discharges", IEEE Transactions on Electrical Insulation, Vol. 28 No. 6, pp. 984-1001, 1993

[2] G. Wu, X. Jiang, H. Xie, "A Neural Network Used for PD Pattern Recognition with Genetic Algorithm", Proceedings of the 6th International Conference on Properties and Application of Dielectric Materials, pp.

451-454, 2000

[3] A. Krivda, "Recognition of Discharge - Discrimination and Classification", Doctorial Thesis of Delft University, Delft Univ. Press, 1995

[4] S. Kim, J. Koo, S. Lee, and D. Nam, "A Study on the Improvement of PD Pattern Recognition Probability using Combined Neural Network (CNN) Model", International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis, PT-114, 2006

[5] Y. Lim, J. Koo, Y. Chang, C. Kang, J. Youn, "A Novel Approach for the Pattern Classification of Partial Discharges in Gas-Insulated Switchgear using a Chaotic Theory Combined with Spectral Analysis", Cigre, D1-305, 2004

[6] J. Koo, Y. Lim, Y. Chang, and C. Kang, "An Investigation on the Characteristics of Self-designed External UHF Coupler used for the Detetion of the Partial Discharges in Gas Insulated Switchgear", 13th ISH, Millpress, Rotterdam, 2003

[7] J. Choi, C. Hwang, Y. Kim, K. Park, S. Koo, and J. Yoon, "On-line UHF Partial Discharge Monitoring System for Prevent of the Failure in Gas-insulated Switchgears(GIS)", International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis, PT-95, 2006

저 자 소 개



김 성 일 (金 成 鎰)

1980년 9월 26일생. 2005년 한양대 공대 전자컴퓨터공학부 졸(학사). 2007년 동대학원 전기공학과 졸(석사). 2007년 1월 ~ 현재 현대중공업 기계전기연구소 전력기기연구실 연구원.



이 상 화 (李 尙 和)

1977년 12월 11일생. 2004년 한양대 공대 전자컴퓨터공학부 졸(학사). 2007년 동대학원 전기공학과 졸(석사). 현재 동대학원 박사과정.



구 자 윤 (具 滋 允)

1951년 2월 7일생. 1975년 서울대 공대 전기공학과 졸(학사). 1980년 프랑스 ENSEET 졸(석사). 1980 ~ 1984년 프랑스 ENSIEN 졸(공학박사). 현재 한양대학교 공대 전자컴퓨터공학부 교수. 한양대 퓨전전기기술응용센터(EFT) 소장.